

# 協力型カードゲーム Hanabi における暗黙のシグナルの分析

## Analysis of Implicit Signals in the Cooperative Card Game Hanabi

宮田 貫誠<sup>1</sup> 大澤 博隆<sup>1</sup>

<sup>1</sup>筑波大学

<sup>1</sup>Tsukuba University

**Abstract** : 協力ゲーム Hanabi を用いてエージェントと人間のプレイを比較し協調行動を分析する研究が行われている。エージェントの得点は人間に及ばず、これは表情や会話等のゲームルール外の要素が影響している可能性がある。本研究では、これらの要素を制限できる web システムを利用し、表情やヒントの順番のみを教えらるる 3 条件で、人間同士で Hanabi 実験を行った。結果として、悩む表情を伝えることや、ヒントの順番を教える行動が得点に影響していることが示された。また、web システム上では、エージェントと人間の組み合わせが人間同士よりも高い得点を取る傾向も見られた。

### 1. 序論

協力ゲーム Hanabi は、暗黙の意図伝達を手掛かりにした協調行動の分析に適したゲームである [1]。このゲームは、プレイヤーが自分の手札から同色のカードを数字順に並べ、並べた数でプレイヤー全員の得点が決まる協力型カードゲームである。Hanabi では、各プレイヤーは自分の手札を見ることができず他のプレイヤーの手札のみ見ることができるという大きな特徴があり、協力して得点を取ることを難しくしている。プレイヤーらは、他プレイヤーの手札に関する情報交換を許されるが、内容と回数に制限があるため、自分の手札を完全に把握した状態でプレイしていくことはできない。そこでプレイヤーらは、他のプレイヤーの情報の教え方や教えるタイミングなどから意図を読み取り行動決定のヒントを得たり、自分の意図を他プレイヤーに読み取らせるプレイを実行したりする必要がある。

このような性質から Hanabi は、人間同士の協調行動における要因を分析する際に適したゲームであり、人工知能研究においては、Hanabi エージェントと人と協力プレイさせた結果を比較する研究が行われてきた。例えば、リスクのある行動を選択肢に持つモデルと持たないモデルを用いて、Hanabi のシミュレーションをし、リスクのある行動を持つことは得点を向上させるための学習効率を下げる事が分かっている [2]。また、コミュニケーションに成功した事例における場や手札の情報を事例として蓄え、複雑な状況でも事例の類似計算を施すことで得点向上に

成功している [3]。これらの研究では、人間同士、Hanabi エージェントと人間、Hanabi エージェント同士で Hanabi を行わせた比較を行い、人間の協調行動を分析している。

驚くべきことに、初めて Hanabi をプレイしたプレイヤー同士で協力する場合さえ、Hanabi エージェントと人間、Hanabi エージェント同士で協力する場合よりも高い得点を獲得している [2] [4] [5]。この理由として、従来の研究では、Hanabi エージェントには、ゲームルール内での他者の行動の意図を類推し理解する力が不足しているからであると考えられてきた [7] [12] [13]。

しかしながら、人間が Hanabi を行うときには、意図せず表情、会話、視線などのゲームルール外の要素から情報を得ることが可能であり、それにより得点を獲得している可能性がある。そこで、本研究では、既存の研究では着目されなかった、難しい表情やヒントを教える順番等のゲームルール外の行動が相手の判断に与える影響について検証する。具体的には、web システムを用いて、ゲームルール外の行動を制限した条件で人間同士や既存の AI エージェントと人間で協力プレイする実験を行い、その結果を比較することで、ゲームルール外の行動が与える影響について検討する。

### 2. Hanabi の関連研究

Hanabi のルールは、引用部で示す通りである [19]。

Hanabi はルール上、限られた情報を元に、コミュニケーション能力や推論力を駆使してインタラクションしなければならない。そのた

め、HAI分野では、人間と協力する Hanabi エージェントの実装を通して、協調行動を修正する研究やエージェントに意図を持たせる研究が行われている。

川越らは異なる2種類のリスク回避度を持つエージェントと人間の Hanabi プレイを行い、人は比較的近いリスク傾向を持つエージェントの行動を予測しやすいことを示した [18]。また、Egerらは心理学の手法とコミュニケーション理論から、人間がエージェントに対して何か意図を持って行動していると感じた時、人間はそのエージェントの能力を高く評価し好感を抱くということを、エージェントと人間で Hanabi をプレイさせることにより示した。[7] このように、Hanabi を用いて協調行動を分析する研究が多く行われている。

Hanabi エージェントの戦略に焦点を当てた研究として、Osawa は Hanabi において他者の視点と行動をシミュレートして、自分の状態を推測するエージェントを開発し、この戦略を用いることで確定情報のみに基づいて行動するエージェントより高い得点が得られることをシミュレーションにより示した [6]。Eger らはプレイして欲しいカードに優先的に情報を与えるエージェントを作成し、人間と Hanabi を行わせることで、相手にできるだけ多くの情報を与えるエージェントよりも高い得点を取ることができることを示した [7]。Christopher らは帽子推測ゲームを応用した Hanabi における戦略について考察し、事前に戦略を共有したエージェント同士のプレイにより 75%以上の確率で最高得点を得られることを示した [9]。

このように、Hanabi エージェントの分析のため、ゲームルール内の要素に焦点を当てた研究は多く行われているが、人間の表情等、ゲームルール外の要素に着目した研究は少ない。

また、Hanabi エージェントの実装において検討される要素として、Sidii らは人間が Hanabi をプレイする場面を分析し、人間にあって AI エージェントに無い要素として、物理的な道具の活用、ルールの再確認、役割の確立、ゲームルールの交渉の4つの要素を発見した。これらの要素を考慮しながら AI エージェントを設計することの必要性を示した [11]。

以上のように、Hanabi の研究を行う際は、AI エージェントには無い要素を考慮した研究を行う必要がある。

### 3. 実験

本研究では、対人実験を行うため、筑波大学システム情報系倫理委員会の審査を受けた。審査番号は 2023R814 である。

#### 3.1. 実験の構成

本実験では、大学生及び大学院生2名ずつ15ペア (20-25歳、男性22名女性8名) が参加した。お互いの画面が見えないよう2つのモニターを用いて、Kato らが実験で使用した web システム [14] を少し改良した、図1のような web システムで Hanabi を行ってもらった。ゲーム中は会話を禁止することで人間同士が AI エージェントと同じ状況で Hanabi をプレイできるよう構成した。その中で、人間が実際に Hanabi を行う時には可能で、AI エージェントには不可能であり重要だと考えられる要素を2つ考案した。

1つの要素に感情がある。人間は無意識のうちに表情を読み、理解しようとして行動に移す。その中でも、悩む行為は、Hanabi のような情報が制限されたゲームでは、相手に重要な情報を与えられる可能性が高い。さらに、Hanabi のような協力ゲームでは悩む行為は多く登場する。そのため、今回は、相手に悩んでいることを伝えられる機能を追加したものを1つの条件とした (difficult 条件)。実験では、自分のターン中に図2上図の黄色のボタン (difficult ボタン) を押すと、相手の画面上に図2下図のように「難しい!」と通知が行くシステムが搭載された web システムを用いた。

2つ目の要素として、ヒントを出す順番がある。Hanabi では、複数枚のカードにヒントを出すことがある。Hanabi を人間が行うときは、指をさしながら「これ」と「これ」が1のカードです」といった具合に複数のカードに対して順番にヒントを与えることができる。しかし、このように複数のカードに順番を与えてヒントを出すことが実装された AI エージェントは既存の研究では存在しない。そのため、今回は、web システム上でヒントを出す順番を指定できる機能を追加したものを1つの条件とした (order 条件)。実験では、図3のようにヒントを出した順番が表示されるシステムが搭載された web システムを用いた。

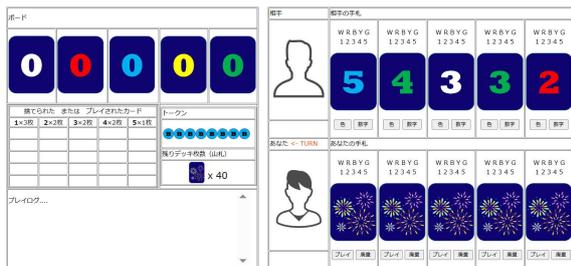


図1 実験で使用した通常の web システム

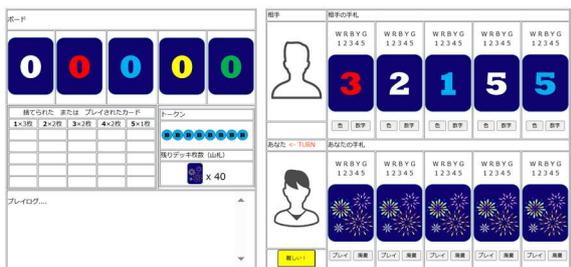


図2 difficult 条件の web システム

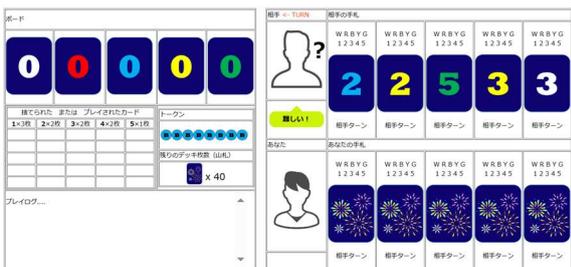


図3 order 条件の web システム

### 3.2 実験の流れ

2人の実験協力者に、初めに Hanabi のルールを説明し、web システム上でデモプレイを行ってもらった。その後、実験の構成を踏まえて、2人で協力する Hanabi を3条件、各自で AI エージェントと協力して行う Hanabi を1条件、合計4回 Hanabi を行った。

具体的には以下の4条件である。

1. 人間同士で、図1の web システムを用い

て、Hanabi を行う (normal 条件)

2. 人間同士で、図2の web システムを用いて、悩んでいるときに相手に悩んでいることを伝えられる Hanabi を行う (difficult 条件)
3. 人間同士で、図3の web システムを用いて、ヒントを出すときの順番を指定できる Hanabi を行う (order 条件)
4. 人間と AI エージェントで、図1の web システムを用いて、Hanabi を行う (AI 条件)

AI 条件を入れた理由は、人間と AI エージェント、人間同士で全く同じ状況で Hanabi を行ったときの比較を行うためである。normal 条件との比較を行うため、扱う web システムの機能は normal 条件と同じ機能である。

difficult 条件では、「悩んだ時に difficult ボタンを押してください」と指示をした。

また、休憩中での反省や作戦会議は禁止した。

なお、回数を重ねると慣れにより得点が高くなる可能性があったため、実験条件の割り振りはランダムにした。また、seed を固定し山札と初期手札を4パターンにし、それをペアの条件毎に変更した。これにより、各条件間でのランダム要素を可能な限り減らした。

### 3.3 仮説

本研究では、実験をする前に2つの仮説を立てた。なお、この論文における「意図を汲み取る」とは少ないヒントでプレイを成功させる、プレイ失敗を防ぐことと定義する。

1. dif 条件、order 条件は、normal 条件よりも点数が高くなり、意図が汲み取れる回数も増加する
2. AI 条件の点数は、normal 条件の点数と同等の点数となる

人間が実際のカードでプレイするときと近い状況の方がより Hanabi を行いやすいと考えたため、1の仮説を立てた。

また、normal 条件と AI 条件は、プレイヤーが AI エージェントか人間かで異なるが、その他の状況は全て同じであるため、2つの条件の点数は同等となる2の仮説を立てた。

### 3.4 AI エージェント

本研究で用いた Hanabi エージェントは、

Osawa が提案した決定論的戦略を用いたエージェント [6] に、予備実験で得られた知見を活かした機能を追加したエージェントである。

### 3.4.1. 予備実験

予備実験の流れは以下の通りである。2名ずつ3ペア計6名の実験参加者にカードを用いて Hanabi を行ってもらい、その後反省会を2分行った。その後もう一度 Hanabi を行い、最後に再び2分反省会を行った。

この予備実験で得られた反省内容の中で AI に実装する上で重要と考えられる要素が2点あった。

1. しばらく直接ヒントを受けていないカードがあったら不要な可能性が高いため、優先して捨てたほうが良い。
2. 多くの情報を与えた方が良いが、敢えて1枚だけのヒントを出すということは、プレイして欲しいという意図である。

本研究では、これらの重要要素を踏まえて AI エージェントを再構築した。

### 3.4.2. AI エージェントのアルゴリズム

本研究で用いた AI エージェントは以下の優先順位で行動を行う。

#### (1) プレイ可能カードのプレイ

自分の手札の情報と、観測可能カード（盤面、廃棄カード、相手カード）から自分の手札にプレイ可能カードがあった場合、そのカードをプレイする。

#### (2) 単独ヒントを受けたらプレイ

相手から自分の手札の中の1枚だけに当てはまるヒントを受け、そのカードがプレイできる可能性があった場合、そのカードをプレイする。

#### (3) 相手のプレイ確定カードへのヒント

相手がプレイ可能カードを持っており、そのカードの情報の数字か色どちらかが不明であるなら、そのカードの数字か色で不明な方のヒントを出す。

#### (4) プレイ可能カードへの単独ヒント

相手がプレイ可能カードを持っており、そのカードの情報が不完備であり、そのカードにのみ当てはまるヒントを出せるとき、そのヒントを出す。

#### (5) 廃棄可能カードの廃棄

自分の手札の情報と、観測可能カード（盤面、廃棄カード、相手カード）から自分の手札に廃棄可能カードがあった場

合、そのカードを廃棄する。

(6) 相手のプレイ可能カードへのヒント  
相手がプレイ可能カードを持っており、そのカードの情報が不完備であった場合、ヒントを出す。数字も色も情報が不完備だった場合、教える情報をランダムに選択する。

(7) 相手の廃棄可能カードへのヒント  
相手が廃棄可能カードを持っており、そのカードの情報が不完備であった場合、ヒントを出す。数字も色も情報が不完備だった場合、教える情報をランダムに選択する。

(8) ランダム情報提供 or ヒントを貰っていない古いカードを廃棄

青トークンが3以上の場合、相手の手札にランダムでヒントを出す。青トークンが2以下の場合、直接ヒントを受けていない最も古いカードを廃棄する。

## 4. 結果と考察

### 4.1. 結果

本実験では、15 ペア計 30 名に実験に協力してもらい、normal 条件、difficult 条件、order 条件をそれぞれ1回ずつ行った。AI 条件は実験参加者全員が AI エージェントと1回ずつ行ったため計 30 回行った。一部データが取れなかったため、各条件の正確なデータの数には表 2 に記載されている。

図 4 に各条件の得点の箱ひげ図を示す。横軸が各条件を表し、緑の三角点が平均値、白丸が外れ値を表す。表 1 には、各条件の平均点、平均ターン数、平均プレイ失敗回数（赤トークン）、および未確定カードの平均プレイ回数 (unfix) を示す。なお、ここで言及されている「未確定カード」とは、数字か色のどちらか又は両方が確定していないカードのことを指す。表 2 には、各条件のデータを取得できた回数、赤トークンが3つになりゲームが早期終了した回数 (red=3) を示す。

得点、ターン、unfix に関しては、normal 条件が最も小さく、赤トークンに関しては、normal 条件が最も大きいことが確認できる。

表 1 の 4 項目に関して Steel-dwass 法で多重比較したところ、得点、ターン、赤トークンに関しては各条件間に有意差は見られなかった。unfix に関しては、normal と difficult、normal と order の間に有意差があった (normal と difficult 間:  $p=.025$ 、normal と order 間:  $p=.009$ )。

表1 各条件の平均値

	normal	difficult	order	AI
得点	15.86	18.86	17.67	17.45
ターン	63.71	69.29	65.73	68.14
赤トークン	1.71	1.5	1.47	1.34
unfix	10.79	14.21	14.2	11.38

表2 各条件の回数と途中終了回数

	normal	difficult	order	AI
データ数	14	14	15	29
red=3	5	1	3	3

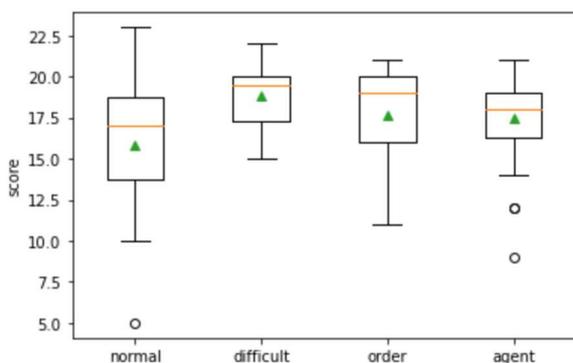


図4 各条件の得点の箱ひげ図

## 4.2. 考察

normal条件とdifficult条件、normal条件とorder条件の間にunfixの有意差が出た理由としては、ターン数の長さが影響していると考えられる。なぜなら、短いゲームでは30ターン、長いゲームでは70ターンで終了し、ターン数が長いとその分、未確定カードをプレイする機会も増えるためである。そこで、unfixをターン数で割った、1ターン当たりの未確定カード平均プレイ数の有意差を検証したところ、どの条件間にも有意差は見られなかった。

さらに、1ターン当たりの未確定カード平均プレイ成功数を算出するため、未確定カードのプレイ成功回数をターン数で割った。この値についてnormal条件とorder条件で比較したところ、order条件の方が有意に未確定カードプレイ成功数が多かった( $p=.039$ )。この要因として、order条件では、相手がプレイできるカードとできないカードにヒントを出した84回のうち、プレイできるカードのヒントを最初に出した回数は81回であった。参加者のほとんどがプレイできるカードのヒントを最初

に出すことを共通認識できていたためだと考えられる。したがって、order条件では未確定カードのプレイ成功数が増加したため、normal条件よりも平均点が1.8点高くなったと考えられる。

続いて、difficult条件の方がnormal条件より平均点が高くなった理由を考察する。

表1および表2から、normal条件では、ゲームが早期終了した回数が多いため、平均ターン数が短くなっていることがわかる。ターン数の減少は得点獲得の機会も減少させ、平均点の低下に繋がる。そこで、difficult条件で早期終了した回数が減少した原因がdifficultボタンと関係しているのかを調査するために、difficultボタンが押下後の動向に注目して分析する。この分析では、データ数の確保のためにorder条件のデータも使用した。

normal条件、order条件でヒントを出された後に未確定カードをプレイした回数と未確定カードを捨てた回数、difficult条件でdifficultボタンを押されてヒントを出された後に未確定カードをプレイした回数と未確定カードを捨てた回数をFisher's exact testで分析した。その結果、difficult条件でdifficultボタンを押された後の方が有意に未確定カードを捨てた回数が増加した( $p=.006$ )。廃棄もプレイも確定していないカードのヒントを受けた時、difficultボタンを押した後だとカードを廃棄する傾向が高くなった。difficultボタンはプレイを抑制する効果を示した。

また、表3は、red=2が赤トークン2個で終了した回数、red=3が3個で早期終了した回数を表している。difficult条件はred=2が8回に対してred=3は1回、normal条件はred=2が3回に対してred=3は5回と、difficult条件はnormal条件よりも赤トークンが2個になったときの失敗回数が減少していることが読み取れる(difficult条件は9回中1回失敗、normal条件は8回中5回失敗)。そこで、ヒントが自分のターンに可能

(青トークンが1個以上)で、赤トークンが2個の状況でヒントを出された次の行動を分析する。その結果、normal条件、order条件でヒントを出された場合と比較して、difficult条件でdifficultボタンを押さずにヒントを出された場合の方が、ヒントを行った回数に対する廃棄した回数が有意に増加した( $p=.031$ )。difficult条件では、あと一度プレイを失敗すればゲーム終了で失敗が許されない状況でdifficultボタン

が押されていないと、相手は困っていないと考え、ヒントを出さずに廃棄した回数が増加したと考えられる。実験後のアンケートでも、「ヒントが欲しいときに難しいボタンを押した」との回答があり、相手が難しいと感じていないため、ヒントよりも廃棄を優先したと考えられる。このことから、ヒントを必要と感じていない場面でのヒントの回数が減少し、得点増加につながったと考えられる。

したがって、**difficult** ボタンで相手が悩んでいることを知ることで、ゲームの早期終了の可能性のあるプレイよりも安定択の廃棄を優先するローリスクな行動を促すことができプレイ失敗の減少に繋がったと考えられる。結果的にゲームの早期終了回数が減少した。そして、**difficult** ボタンで相手が悩んでいないことを知ることで、相手が困っていないと考え、自分でヒントを出すよりも相手がヒントを出した方が良いと考え、ヒントを出す回数が減少した。これらの理由からより協調的に行動でき、**difficult** 条件の方が **normal** 条件よりも平均点が3点高くなったと考えられる。

最後に、**AI** 条件の方が **normal** 条件よりも平均点が高くなった理由を考察する。

表1および表2から、**AI** 条件では、ゲームの早期終了回数が少ないため、平均ターン数が長くなり、**normal** 条件と対照的であることが分かる。これは、今回使用した **AI** のアルゴリズムでリスクを取って未確定カードをプレイする場面が特定の状況 (3.4.2. (2)) のみであり、それ以外は確定カードのみをプレイする。そのため、失敗数が減少したと推測できる。失敗数が減少したことで長いターン数プレイを継続でき、得点機会が増加したことが、平均点の増加につながったと考えられる。

表3 ゲーム終了時の赤トークンの個数

	normal	difficult	order	AI
red=2	3	8	5	12
red=3	5	1	3	3

## 5. 結論

本研究では、web システムを利用することで、人間が無意識に行うゲームルール外の行動を制限した中で **Hanabi** ゲームを行った。その結果、相手に悩んでいることを伝えることでロ

ーリスクな行動を促し、得点が大きく向上した。また、ヒントを出す順番を伝えることで、未確定カードをプレイする回数が増加し得点向上につながった。

また、web システムを利用して同じ状況で **Hanabi** を行った場合は、人間と **AI** エージェントで協力した方が人間同士で協力するよりも高い得点を記録した。しかし、人間同士で **Hanabi** を行う際に、悩んでいることを伝えられる、もしくはヒントの順番を指定できるようにした場合、人間と **AI** エージェントで協力するよりも人間同士で協力した方が高い得点を記録した。

これらの結果から、人間が **Hanabi** を行う際、表情読み取り、ヒントの順番等のゲームルール外の行動が得点に大きく影響していることが示唆された。

## 6. 今後の展望

本実験では、相手に悩んでいることを伝えることにより平均点を3点向上させることができた。今回の実験では人間同士でのみ行ったが、**AI** エージェントにも悩む行為等を実装し、人間と協調できるかを検証する必要がある。

## 謝辞

本研究を進める上で、多くのご指導をいただいた指導教員の大澤博隆先生、中内靖先生、北原格先生に深く感謝致します。また、日ごろより様々な知見を与えてくださった **HAI** 研究室のメンバー、実験の協力をして下さった方々に心より感謝致します。

## 引用・参考文献

- [1] M. Eger, C. Martens, P. S. Chacón, M. A. Córdoba, and J. Hidalgo-céspedes, “Operationalizing Intentionality to Play Hanabi With Human Players,” vol. 13, no. 4, pp. 388-397, 2021.
- [2] 川越 敦, 大澤 博隆. **Hanabi** ゲームにおける認知モデルを用いた協力行動分析の提案. 第36回人工知能学会全国大会.
- [3] 桑原 涼香, 長島 一真, 森田 純哉, 川越 敦, 大澤 博隆. 協力ゲーム **Hanabi** を用いた協調行動のモデル化 ー共通経験の蓄積に関する検討ー. 2022年度日本認知科学会第39回大会 P2-050.

- [4] Jon Peole. 2013. How good is your score really? The statistics. <https://boardgamegeek.com/thread/1005947/how-good-your-score-really-statistics>
- [5] Aron Sarmasi, Timothy Zhang, Chu-Hung Cheng, Huyen Pham, Xuanchen Zhou, Duong Nguyen, Soumil Shekdar, and Joshua McCoy. 2021. HOAD: The Hanabi Open Agent Dataset. In Proceedings of the 20th International Conference on Autonomous Agents and MultiAgent Systems (AAMAS '21). International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems, Richland, SC, 1646–1648.
- [6] Osawa, H. (2015). “Solving Hanabi : Estimating Hands by Opponent’s Actions in Cooperative Game with Incomplete Information.” AAI Workshop, Computer Poker and Imperfect Information, (pp. 37–43)
- [7] Eger, M., Martens, C., & Córdoba, M. A. (2017). “An intentional AI for Hanabi” IEEE Conference on Computational Intelligence and Games (CIG) (pp. 68–75)
- [8] Gottwald, E. T., Eger, M., Martens, C. (2018) “I see what you see: Integrating eye tracking into Hanabi playing agents”, Proceedings of the AIIDE workshop on Experimental AI in Games.
- [9] Christopher Cox, Jessica De Silva, Philip Deorsey, Franklin H. J. Kenter, Troy Retter & Josh Tobin (2015) “How to Make the Perfect Fireworks Display: Two Strategies for Hanabi” Mathematics Magazine (pp. 323–336)
- [10] Markus Eger, Daniel Gruss, (2019) “Wait a second: playing Hanabi without giving hints” FDG '19: 14th International Conference on the Foundations of Digital Games (pp.1-7)
- [11] The Hidden Rules of Hanabi: How Humans Outperform AI Agents Matthew Sidji, Wally Smith, Melissa J. Rogerson CHI 2023, April 23–28, 2023, Hamburg, Germany
- [12] Nolan Bard, Jakob N. Foerster, Sarath Chandar, Neil Burch, Marc Lanctot, H. Francis Song, Emilio Parisotto, Vincent Dumoulin, Subhodeep Moitra, Edward Hughes, Iain Dunning, Shibl Mourad, Hugo Larochelle, Marc G. Bellemare, and Michael Bowling. 2020. The Hanabi challenge: A new frontier for AI research. *Artificial Intelligence* 280 (March 2020)
- [13] Eisuke Sato and Hirotaka Osawa. 2020. Reducing Partner’s Cognitive Load by Estimating the Level of Understanding in the Cooperative Game Hanabi. In *Advances in Computer Games*, Tristan Cazenave, Jaap van den Herik, Abdallah Saffidine, and I-Chen Wu (Eds.). Springer International Publishing, Cham, 11–23.
- [14] Takuya Kato and Hirotaka Osawa. 2018. “I Know You Better Than You Know Yourself: Estimation of Blind Self Improves Acceptance for an Agent”, *HAI'18* (pp.144 - 152)
- [15] E. Sato and H. Osawa, “Reducing Partner’s Cognitive Load by Estimating the Level of Understanding in the Cooperative Game Hanabi,” in *Advances in Computer Games*, 2019, pp. 1–12.
- [16] 板倉菜々香, 森田純也, and 大本義正, “協力ゲーム hanabi における学習と飽きに影響する内発的動機付けの行動分析,” in 日本認知科学会, 2020.
- [17] N. Bard et al., “The Hanabi Challenge: A New Frontier for AI Research,” *Artif. Intell.*, vol. 280, p. 103216, Feb. 2020.
- [18] 川越敦, 大澤博隆. 協力ゲーム Hanabi における人間の個性とエージェントの評価の間にある関係の調査. 第 34 回人工知能学会全国大会.
- [19] <https://boardgame-comunity.com/hanabi/>